算法人力资源管理下的员工算法应对行为与工作绩效研究 [一]

席猛[1] 刘玥玥[2] 李鑫[1] 李佳鑫[1] 史家臻[1]

（[1] 天津大学管理与经济学部，天津 300072）（[2] 河海大学商学院，南京 211100）

摘要 算法人力资源管理是人工智能技术与人力资源管理相结合的新兴研究领域。尽管人工智能技术已广泛应用于人力资源管理各职能领域，但学界对算法人力资源管理的研究仍处起步阶段，存在大量问题值得理论与实证研究。依据结构化理论，本研究旨在提示数智时代算法人力资源管理对员工认知与情感反应、算法应对行为及其工作绩效的影响。具体包括：探索算法人力资源管理对员工认知与情感反应的影响及边界条件；提炼员工对算法人力资源管理的应对行为及检验员工认知与情感反应如何影响其算法应对行为的选择；分析算法人力资源管理对员工工作绩效的影响效应及作用机制。本研究将丰富和拓展算法人力资源管理知识体系，为战略人力资源管理领域提供新见解，并为组织全面采用算法人力资源管理或开展数字化人力资源管理实践奠定微观理论基础。

关键词 算法人力资源管理, 算法管理, 算法应对行为, 工作绩效, 公平感知, 算法信任

1 问题提出

在人力资源管理研究和实践的演化过程中，技术的发展不仅改变了人力资源管理的工具和方法，还深刻影响了其战略意义和组织目标的实现。从电子数据处理技术、电子人力资源、信息技术、大数据、人力分析到人工智能算法，人力资源管理领域的学者不断跟踪技术的发展，并利用技术协助进行人力资源管理决策制定与执行。然而，随着算法技术的应用，人力资源管理正在从人类决策为主的模式向更具自动化的算法驱动决策模式转变，这一转变不仅仅是技术工具的升级，更是一种深刻的战略性变革，重新定义了人力资源管理的职能与价值。同时，这一变革带来的不仅是效率的提升，更直接影响员工工作绩效，为组织实现战略性人力资源管理和获得竞争优势奠定了基础。

最近，学术界频繁提起术语——算法人力资源管理（Algorithmic Human Resource Management），试图以此统一学者对于在人力资源管理领域中越来越多地采用数字技术这一现象的见解（Meijerink et al., 2021; Meijerink & Bondarouk, 2023; Sienkiewicz, 2021）。算法人力资源管理是指使用基于数字数据的软件算法来增强人力资源管理相关决策和/或自动化人力资源管理活动（Meijerink et al., 2021）。这一定义强调了算法人力资源管理的三个最重要的特征:（a）生成和使用数字数据，（b）部署处理数字数据的软件或人工智能算法，（c）人力资源管理相关职能决策的部分或完全自动化。我们认为，算法人力资源管理不仅仅是一种简单的技术工具变革，更是一种战略转变，正在改变组织的管理模式，提升企业的效率和绩效。

[一] 收稿日期：2024-07-09
基金项目：国家自然科学基金面上项目（72372070），国家自然科学基金青年项目 72302074）。
通讯作者：刘玥玥，Email:jasminelyy0108@163.com。

与传统人力资源管理模式不同，算法人力资源管理不仅改变了决策主体（从人类转向算法），更重要的是它改变了决策执行的方式和数据驱动下的资源配置逻辑。在实践中，具有高效、优化和数据驱动等特点的人工智能算法被管理者越来越多地应用于人力资源管理决策中（刘善仕 等, 2022; 魏昕 等, 2021；赵宜萱 等, 2020）。例如，领英（LinkedIn）、智联招聘等职业社交平台利用人工智能推荐算法对数以千万计求职者的信息资料进行分析与排序，然后结合企业招聘需求，向企业客户个性化地推荐最佳匹配的人才（Roy et al., 2020）。一些企业利用自然语言处理算法技术分析员工在工作场所中的沉淀数据来预测他们离职的可能性，以此辅助人力资源经理和部门领导预先采取防范措施或进行员工离职管理（Chowdhury et al., 2023; Silverman & Waller, 2015）。这些应用不仅能显著提升人力资源管理的效率和科学性，还通过更加精准的数据分析与决策优化直接推动员工工作绩效（Huselid, 2018; Strohmeier, 2020）。

在战略性人力资源管理框架下，算法人力资源管理的潜力不仅在于改进人力资源流程，更体现在对员工绩效的提升上。大数据、人工智能算法的应用不仅能够提高人力资源管理决策质量，使其更加客观、科学（Huselid, 2018; Strohmeier, 2020），更能将人力资源管理的职能从操作性任务转向战略性和价值创造活动（Ruel et al., 2007; Sienkiewicz, 2021）。这些优势正是越来越多的企业采用人工智能算法进行人力资源管理和组织决策的主要驱动力。通过算法的自动化和精准分析，组织可以更有效地预测和衡量员工绩效，从而在最大化组织利益的同时提升员工工作绩效。

然而，算法人力资源管理不仅在效率层面发挥作用，它对组织管理模式与员工关系的结构性影响也不容忽视。算法人力资源管理在通过数字技术增强人力资源管理活动决策与执行的同时，也将决策的主动权转移到机器人或计算机手中（Duggan et al., 2020）。这种将人力资源管理决策权交给执行算法的机器人或计算机的做法，可能会引发包括员工、人力资源专业人员、部门经理、高层管理人员和企业政策制定者在内的各种人力资源管理活动参与者的角色、职责、认知和情感的深刻变化（Kryscynski et al., 2018）。虽然算法人力资源管理的潜在好处得到了广泛认可（Parent-Rocheleau & Parker, 2022），但学者们也对潜藏的负面影响表达了担忧，尤其是算法决策可能带来的伦理道德问题（Duggan et al., 2020; 罗文豪 等, 2022），诸如算法歧视与偏见、算法剥削、算法透明度与可解释性、算法决策不公平感、算法厌恶、算法欣赏或算法信任等。

此外，虽然算法人力资源管理可能是人力资源管理领域未来发展最重要的趋势之一，但面对新兴且未知的事物，人们本能的反应可能是怀疑、不相信，甚至是抵制（Prahl & Van Swol, 2017; 罗文豪 等, 2022）。一些研究也支持了上述观点，即尽管算法管理更为高效、准确、客观，但员工依然不相信算法决策的结果（Stone et al., 2015; 杜严勇, 2022; 李游 等, 2022）。这反映了算法人力资源管理在推动组织效能提升的同时，员工对其公平性、透明性与可信度的感知也至关重要。人机交

互领域的文献表明，人们对于算法决策的感知尤其是公平感知十分重要（Sundar & Nass, 2001; 蒋路远 等, 2022; 罗文豪 等, 2022; 裴嘉良 等, 2021）。无论算法决策的结果表现如何，人们对于算法决策的公平感知，都会影响人们对它的采用（Lee, 2018; Newman et al., 2020）。与人力资源专业人员或部门经理做出的人力资源管理决策相比，我们并不完全理解员工如何看待算法做出的决策，而员工对算法决策的看法会影响他们对算法决策的态度和情感，进而影响他们在工作场所中的行为与绩效。因此，了解和评估员工对于算法人力资源管理决策的道德感知（如公平感知）、情感反应（如算法信任与算法厌恶）以及可能的算法应对行为（如适应或抵制算法行为）变得非常重要且必要，而这也是在人力资源管理领域全面推广和应用算法人力资源管理的重要前提，即算法人力资源管理的内部合法性得到广泛认可。

如今，我们正处于一个过渡时期，尽管大数据、云计算、5G、人工智能等新兴数字化技术在组织管理决策中的应用已呈燎原之势，但距离全面采用人工智能算法进行人力资源管理决策制定和执行的目标还有很长的路要走，也有很多的理论与实践问题需要解决（Sienkiewicz, 2021; 罗文豪 等, 2022）。为此，当前阶段正是理解这一技术变革影响员工认知、情感、行为以及工作绩效的关键时刻。因此，本研究将在理论梳理和实践观察的基础上，构建数智时代算法人力资源管理影响员工认知与情感反应、算法应对行为及其工作绩效的理论模型，并通过揭示员工认知、情感与行为反应的内在机制，打开算法人力资源管理与绩效之间的“黑箱”，加速我们对算法人力资源管理知识体系的构建与发展，为战略人力资源管理领域提供新的见解，并为组织深度采用基于人工智能算法的人力资源管理决策或开展数字化人力资源管理实践奠定微观理论基础。

2 文献回顾

2.1 算法人力资源管理

算法人力资源管理并不是一个孤立产生的概念，而是社会技术环境不断演进与复杂化的产物。技术与人力资源管理的交互经历了早期的人力资源信息系统、基于网络的人力资源管理、电子人力资源管理和虚拟人力资源管理阶段，在新兴数字技术如大数据、人工智能、云计算等驱动下，催生了更加智能化、自动化和战略性的人力资源管理模式，如智能人力资源管理、数字化人力资源管理、人工智能增强人力资源管理以及算法人力资源管理（Kim et al., 2021; 李燕萍 等, 2021; 张建民 等, 2022）。这种演进表明，算法人力资源管理并非单纯的技术应用，而是涉及管理主体、数据驱动的资源配置逻辑等多方面的战略性变革。相较于传统人力资源管理，算法人力资源管理不仅在效率上取得了突破，更从根本上改变了人力资源管理的方式，将人力资源管理的决策和执行主体从人类转移到人工智能算法。这一转变带来的不仅是工具的改进，而且是管理思维和战略实践的颠覆。

根据 Meijerink 等人（2021）的定义，算法人力资源管理是指使用基于数字数据运行的软件算法来增强与人力资源相关的决策和/或自动化人力资源管理活动。这一概念不仅综合了各种类型的数字化人力资源管理的见解，还提示了算法人力资源管理作为一种战略性管理手段的潜在价值，不仅在效率提升上产生直接影响，也为组织竞争优势的获取提供了新的路径。这一转变表明，算法人力资源管理可能已经超越了传统人力资源管理的范畴，成为企业在数据驱动时代中提升绩效和竞争力的重要要素。在现有文献中，广泛探讨了不同类型的数字人力资源管理实践（如人力资源分析、电子人力资源管理、人力资源管理云计算、智能人力资源管理、基于人工智能的人力资源管理）以及启用它们的条件（如大数据、人工智能）和依赖这些技术和实践的组织之间的显著联系（如在线劳动平台）。

算法人力资源管理核心特征可以归结为三点：（1）数字数据的生成和使用，（2）处理数字数据的软件算法的部署，以及（3）人力资源管理相关职能决策的部分或完全自动化（Meijerink et al., 2021）。算法人力资源管理强调的是在人力资源管理中使用数字数据依据特定软件算法进行全自动或部分自动化决策。前两个特征（即数字数据和软件算法的使用）将算法人力资源管理置于广义的数字人力资源管理领域，而第三个特征——人力资源管理相关决策的自动化——是算法人力资源管理区别于其他形式的数字人力资源管理的关键所在。这一特征赋予了算法人力资源管理更高的战略地位，使其不仅在操作层面优化了人力资源管理实践，还可能成为直接影响组织战略决策的管理工具。

尽管算法人力资源管理的应用具有战略潜力，仍存在诸多尚未解决的问题。学者也发现，算法人力资源管理的正面效应并没有在所有情境下充分发挥作用，甚至在某些情况下带来了负面影响（Stone et al., 2015; 谢小云 等, 2021）。例如，算法的不可解释性、透明度不足以及潜在的决策偏见可能导致员工对算法人力资源管理的不信任和抵触（Newman et al., 2020; 罗文豪 等, 2022）。因此，需要从员工的视角审视算法人力资源管理（罗文豪 等, 2022）。

结构化理论对理解算法人力资源管理的角色和机制提供了有力框架。结构化理论认为，在人与技术的互动关系中，人的主体性始终处于领导地位，而技术则充当结构属性，起到补充作用（Leonardi, 2011）。这一理论强调了技术与人的动态关系：尽管算法人力资源管理在自动化和效率优化方面发挥着重要作用，但其成功的实现依赖于员工的认知、情感反应和适应行为（罗文豪 等, 2022; 谢小云 等, 2021）。因此，算法人力资源管理不仅要关注其技术性优势，更要考虑技术在员工感知下的功能表现，包括公平性、透明度和解释性等，尤其是在与绩效之间的关系上。理解员工对算法人力资源管理的认知和情感反应是探讨其战略价值的关键之一。无论是信任还是厌恶，员工的反馈都决定了算法人力资源管理的长期有效性与内部合法性。因此，我们需要从员工的视角出发，关注员工

对算法人力资源管理的认知与情感反应以及可能的算法应对行为，以确保算法人力资源管理在提升绩效的同时获得员工的认可与支持。

2.2 算法人力资源管理下的员工公平感知

随着数据的爆炸式增长和人工智能的发展，雇主在招聘、选择和管理员工时越来越依赖算法工具。如果数据和算法被合理使用，它们不仅能提高管理效率，还可以帮助减少人为偏见，使工作场所更加公平。然而，大数据和算法也引入了新的形式偏见和歧视的风险，引发了学术界和实践界对算法人力资源管理中公平问题的广泛关注（张志学 等, 2021）。基于结构化理论，员工的公平感知不仅是对技术流程的反馈，更是技术与人互动中的重要变量，直接影响了员工对算法人力资源管理的接受程度和行为选择。

目前关于算法公平性问题的研究主要集中在两个方面：第一，算法本身的公平性。此类研究着重于对算法公平性的形式化定义，并使用不同度量方式来量化算法中的不公平性（偏差）（Corbett-Davies et al., 2023）。这些研究通常通过总结和评估不同受保护属性（如性别、种族、出身、文化等）在算法中是否受到平等对待，探索算法的统计偏差、群体公平、个体公平和过程公平（Bellamy et al., 2019）。第二，算法决策结果的公平性。由于算法每次运行都遵循相同且固定的程序，不会受到人类情感因素的影响并且没有主体性，通常被视为比人类决策者具有更少的决策偏见（Miller & Keiser, 2021; Schildt, 2017; Wilson & Daugherty, 2018; 蒋路远 等, 2022）。然而，即使算法客观上较为公正，如果员工认为其决策过程缺乏透明度或未充分考虑个体差异，公平性认知也会受到削弱，从而影响员工的信任和积极行为（Helberger et al., 2020; Newman et al., 2020）。

算法的公平性与透明性是影响员工信任的关键。依据结构化理论，员工对算法人力资源管理的公平感知不是被动接受的过程，而是员工与技术互动中的核心因素。例如，若员工能够理解算法决策的依据和逻辑，公平感知将增强，从而提高他们对算法的信任和适应性行为。相反，如果算法决策的过程对员工而言过于模糊或不可解释，员工可能对算法产生不信任和抵制情绪（Lambrecht & Tucker, 2019; Sundar & Nass, 2001）。因此，在算法人力资源管理的设计与应用中，提升公平性和透明度不仅能够增加系统的内部合法性，更有助于调动员工的主观能动性，推动其行为转向积极方向。

2.3 算法人力资源管理下的员工情感反应

尽管算法的速度、精确性和客观性远远优于人类决策，但人们对算法的信任和接受程度却往往低于预期（Edwards et al., 2000; Wilson & Daugherty, 2018）。研究表明，基于证据的算法可以做出比人类更准确的未来预测，但是在决定采用人类的预测还是统计算法的预测时，人们经常选择人类的预测（Dietvorst et al., 2015）。例如，招聘人员更相信自己而非算法的推荐（Highhouse, 2008; Newman et al., 2020），病人更愿意采纳医生而非医疗人工智能的诊断结果（Longoni et al., 2019），员工不愿

意相信人工智能推荐的培训方案与产品（Castelo et al., 2019）。这种更相信人类决策而非算法决策的现象被称之为"算法厌恶"（Algorithm Aversion）；而相信算法决策优于人类决策的现象被视为"算法欣赏"（Algorithm Appreciation）或"算法信任"（Algorithm Trust）。

算法厌恶表现为人类不情愿使用或者不相信算法（或人工智能产品），这可能是对算法使用的负面体验或感知的结果（Dietvorst et al., 2018；李游 等, 2022）。人们产生算法厌恶的原因多种多样：（1）人们对于一种没有使用过的新技术会产生本能的排斥与不信任；人们通常认为人是不完美的，犯错误是正常现象，但机器应该是完美的，不应该犯错（Prahl & Van Swol, 2017）。（2）人们对于自主性的追求。如果人们对算法的工作机制不了解，也不能与其进行某些形式的友好互动，而必须直接接受算法的建议，这会降低人们的控制感，从而产生厌恶算法的现象（Dietvorst et al., 2018; Prahl & Van Swol, 2017）。（3）算法本身的局限性。人的本质在于社会性，人与人之间在社交场合中进行互动交流可以观察各种细节，而算法的不透明性与不可解释性，强化了人与算法之间的距离感。相对于算法决策，人们更易于理解来自人类的决策（Yeomans et al., 2019）。此外，一些研究探讨了导致算法厌恶的因素，如算法特征（Berger et al., 2021）和不公平感知（Newman et al., 2020）。

人们更愿意接受来自算法而不是其他人的建议的现象被称之为算法欣赏（Logg et al., 2019）。与算法欣赏相类似的是算法信任，即人们对算法决策的准确性和公平性的信任程度（Alexander et al., 2018）。人们信任算法的原因包括：（1）自己或他人拥有使用并信任某种算法的经验。例如，人们在购物或选择餐馆前会查看基于用户评价而产生的评分结果。（2）算法具有一定的人性化、个性化特征，使人们乐于接受算法。例如，购物网站的推荐算法具有明显的个性化特征。（3）算法的抗干扰能力强，决策更加客观高效。一些研究探讨了算法信任的前因，包括人格特质、文化因素、年龄和性别（Hoff & Bashir, 2015）。

考虑到算法被越来越多地应用于人力资源管理活动与流程，研究人们对算法的信任变得越发重要且迫切。影响算法信任的因素包括决策过程的透明度、算法的准确性和算法决策的公平性。组织在人力资源管理中可以通过对算法的使用保持透明，确保算法的设计旨在消除偏见，并定期审查和审计算法等方法，来确保做出公平和准确的管理决策，进而增强员工对算法决策的信任。当他们倾向于认为算法决策是公平和准确时，员工更可能信任算法，这对于提升员工的敬业度、满意度和工作绩效具有重要作用。

算法信任和厌恶之间的平衡，以及它们对员工行为和绩效的影响，已经在心理学与信息系统领域得到了初步关注（Alexander et al., 2018; Dietvorst et al., 2018; Logg et al., 2019）。然而，人们对算法的情感反应不仅仅依赖于算法本身的技术性优势，还与员工的认知、文化背景、性格特质等多个因素密切相关。因此，如何在组织中提高员工对算法的信任，减少算法厌恶，是推动算法人力资源

管理长期成功的关键议题。

2.4 算法人力资源管理下的员工应对行为

通过对现有文献的梳理，本研究发现，在数智时代的算法管理背景下，员工或平台工作者面对算法人力资源管理主要存在三种应对行为：适应算法行为、抵制算法行为和操纵算法行为（Cheng & Foley, 2019; Kellogg et al., 2020; 刘善仕 等, 2022; 席猛, 邓文明, 2021; 谢小云 等, 2021）。这些行为既反映了员工 g 在面对技术变革时的主动性，也揭示了员工对算法人力资源管理的不同情感和认知反应。

第一，适应算法行为。面对算法人力资源管理决策，作为相对弱势与被管理的一方，员工可能会主动采取理解和适应算法决策的行为。适应算法行为是指员工主动学习如何在算法的约束下工作，根据算法的标准找到优化自己工作表现的工作方式或方法，以满足算法设定的标准。基于平台型组织，Jarrahi 和 Sutherland（2019）研究发现，大多数平台工作者会对算法管理传递的工作标准和规范加以理解并内化为自身的价值判断，然后按照算法的指令做出符合平台预期的行为。适应算法行为可以看作是对算法人力资源管理的主动响应和适应，能够帮助员工更好地理解系统并在算法系统内工作。研究表明，通过提升算法透明度、让员工理解算法如何做出决策，能够增强员工对算法决策的信任，并提高他们的适应性行为（刘善仕等, 2022）。适应算法行为不仅能提升员工绩效，还能促进算法人力资源管理的内部合法性，即员工对系统的认可和支持是算法人力资源管理成功的关键因素之一（Bhave et al., 2020）。

第二，抵制算法行为。抵制算法行为是指员工做出拒绝、反对或抵制基于算法人力资源管理决策的行为。这种行为可能表现为质疑算法的准确性或直接抵制其决策结果（Jarrahi & Sutherland, 2019）。例如，员工可能会通过规避算法监控或挑战算法决策的有效性来表达他们的不满。在算法人力资源管理实践中，如果员工认为算法系统没有准确反映他们的表现或贡献，他们可能会要求人工审查评级。另外，如果员工认为算法系统给予员工的培训或晋升机会存在偏见时，他们也可能会抵制算法人力资源管理的决策结果。同时，当员工表达对隐私和个人信息保护的担忧，或对算法系统的透明度和问责制表示担忧时，员工也可能会产生抵制算法人力资源管理的行为（Bhave et al., 2020）。虽然抵制算法行为可以被视为对算法人力资源管理的负面反应，但它也可能表明员工对算法人力资源管理决策的公平性或准确性存在担忧，可能促使组织在算法设计和应用中改进决策过程，从而提高员工的公平感知和系统透明度。

第三，操纵算法行为。操纵算法行为是指员工主动采取能够影响算法人力资源管理决策结果的措施或行为。在平台型组织中，Jarrahi 和 Sutherland（2019）研究发现，平台工作者可能会私下联系顾客给出好评以提升自己的评级；在电子商务研究中，商店可能会给予顾客优惠券来让顾客给予

好评以提升商户评分。在人力资源管理领域，员工亦会操纵他们的在线表现或社交媒体活动，以便在招聘决策算法系统中呈现更有利的形象（谢小云 等, 2021）。例如，员工可能会通过购买关注者或正面评论，或管理他们的社交媒体档案，人为地提高他们的在线声誉，以呈现更专业的形象。这种行为方式可能会在算法中对某些员工产生偏好，并破坏招聘决策的有效性和公平性。另外，员工可能会操纵他们的工作时间或人为地提高他们的生产力指标，以向算法绩效管理系统呈现更有利的形象。此外，当员工试图破坏算法系统的有效性时，人力资源管理中的操纵算法行为也可能发生。例如，员工可能会故意向算法系统提供虚假或误导性信息，以歪曲结果。相比于跟上级主管的面对面交流，员工在管理决策背景下，可能会选择性地表现自己，甚至可能印象管理塑造出"一个千面"的自我（Collbert et al., 2016）。由于意识到自己可能会处于被时刻注视的"全景监狱"中，员工可能会更加强烈地表现自我，向算法进行"印象管理"（谢小云 等, 2021）。操纵算法行为揭示了算法管理系统在设计和实施中的漏洞，如果组织无法及时应对这种行为，可能导致算法管理系统被滥用。

总的来说，员工的应对行为与其对算法人力资源管理的认知、情感反应密切相关（Colbert et al., 2016）。适应行为反映了员工对算法系统的接受和信任，而抵制和操纵行为则可能是由于员工对算法不透明性、偏见或不公正决策的反应。组织通过加强算法的透明度、公平性和可解释性，可以有效减少抵制和操纵行为，增强员工的适应性行为，从而实现算法人力资源管理的战略价值。

2.5 算法人力资源管理与员工工作绩效

尽管现有文献对于算法决策是否影响员工工作绩效做出了有益的探讨，但关于算法人力资源管理是否以及如何提升员工工作绩效仍未得到足够的关注。本文认为，算法人力资源管理对员工工作绩效的影响可能存在两面性。

一方面，算法人力资源管理可能有助于提升员工工作绩效。算法决策被认为能够提高员工的决策能力，将员工从琐碎的任务中解救出来，从而专注于更重要的工作，提高创造能力，进而提高员工和企业的生产力（Wilson & Daugherty, 2018）。Kim 等人（2021）发现在教育辅导服务中，人工智能生成的诊断能够帮助导师适应学生的学习需求。Luo 等人（2021）基于实际的销售培训数据表明，人工智能辅助销售代理的管理方法能够提升原始绩效排名居中的销售代理的工作绩效。根据匹配视角，Tang 等人（2022）研究了组织人工智能技术的引入与员工尽责性之间能够互补地对员工工作绩效产生积极影响。他们发现，人工智能技术的引入一定程度上能够提升员工的工作绩效，但对于认真尽责的员工而言，人工智能技术的引入并不能提升他们的工作绩效。

另一方面，算法人力资源管理也可能对员工工作绩效产生负面影响。Stieglitz 等人（2022）关注了社会懈怠现象，即个人为集体任务工作的时间少于为个人任务工作的时间。他们的研究表明，在虚拟协作过程中，参与者倾向于将责任推卸给虚拟服务经理，可能存在社会懈怠，进而降低工作

绩效。Fügener 等人（2022）认为，人工智能建议有助于个人表现，但减少了人类的独特知识，随着群体规模的增加，这种多样性的降低损害了群体表现。同时，Fügener 等人（2022）发现，当人类将工作委派给人工智能时，如若人类无法正确评估自己的能力，导致糟糕的授权策略，人工智能算法则不能提高绩效。此外，在决策过程中过度依赖算法可能会导致人与人之间缺乏互动，员工的自主感和控制感降低，可能会降低员工工作的动力。如果员工觉得绩效评估体系不公平或缺乏透明度，他们可能会失去动力，不再投入工作。

3 研究构想

随着人工智能算法技术在人力资源管理实践与决策中的广泛应用，学术界和实践界越来越关注员工如何感知与评价算法人力资源管理、是否信任或厌恶算法决策，以及可能采取的算法应对行为。这些问题不仅是算法人力资源管理研究中的关键点，更是算法人力资源管理能否为组织战略目标的实现提供支持的决定性因素。对这些问题的回答也是组织进行算法人力资源管理和推动数字化管理实践的关键。

本研究期望构建一个数智时代算法人力资源管理影响员工认知与情感反应、算法应对行为及其工作绩效的理论模型。基于结构化理论的视角，本研究不仅将算法人力资源管理视作一种技术工具，更作为一个动态互动的过程，即员工的主观认知与情感反应决定了算法人力资源管理能否真正实现其效能。在这一框架中，员工对算法的信任、厌恶以及由此产生的应对行为，直接关系到算法人力资源管理在组织中的有效性与合法性，从而对组织的竞争力产生深远影响。通过探讨算法人力资源管理对员工认知、情感和行为的影响机制，本研究促进和加深了我们对算法人力资源管理知识体系的理解，为组织全面采用基于人工智能算法的人力资源管理或开展数字化管理实践奠定微观理论基础，为战略人力资源管理领域提供新见解，深化算法人力资源管理如何提升组织竞争优势的微观基础理解。具体而言，本研究拟解决三个核心问题：（1）算法人力资源管理决策如何影响员工的认知与情感反应，以及其边界条件是什么；这一问题将聚焦于探讨算法人力资源管理的透明度、公平性和可解释性等因素如何影响员工的感知与情感反应（如信任与厌恶），并进一步考察不同决策情境下的边界条件。（2）员工在算法人力资源管理中采取哪些应对行为，并探讨认知与情感反应如何影响其应对行为的选择；这一问题将深入分析员工的适应、抵制和操纵等应对行为，并揭示认知与情感在员工选择这些行为中的中介作用。从结构化理论的角度来看，员工的行为应对不仅是对算法的被动反应，而是其主动与技术互动的表现，尤其是在对算法公平性和控制感的认知影响下，员工会选择不同的行为策略来适应或抵制算法人力资源管理。（3）算法人力资源管理如何通过员工员工认知、情感与行为间接影响工作绩效；通过分析员工的认知和情感如何驱动其行为选择，进而影响工

作绩效，本研究将为算法人力资源管理对组织绩效的正面或负面效应提供理论支持。结构化理论强调，技术影响最终需通过员工的行为表现出来，因此员工在不同情感和认知反应下的行为路径，成为算法人力资源管理提升或削弱组织绩效的关键因素。图 1 展示了本研究的理论框架。

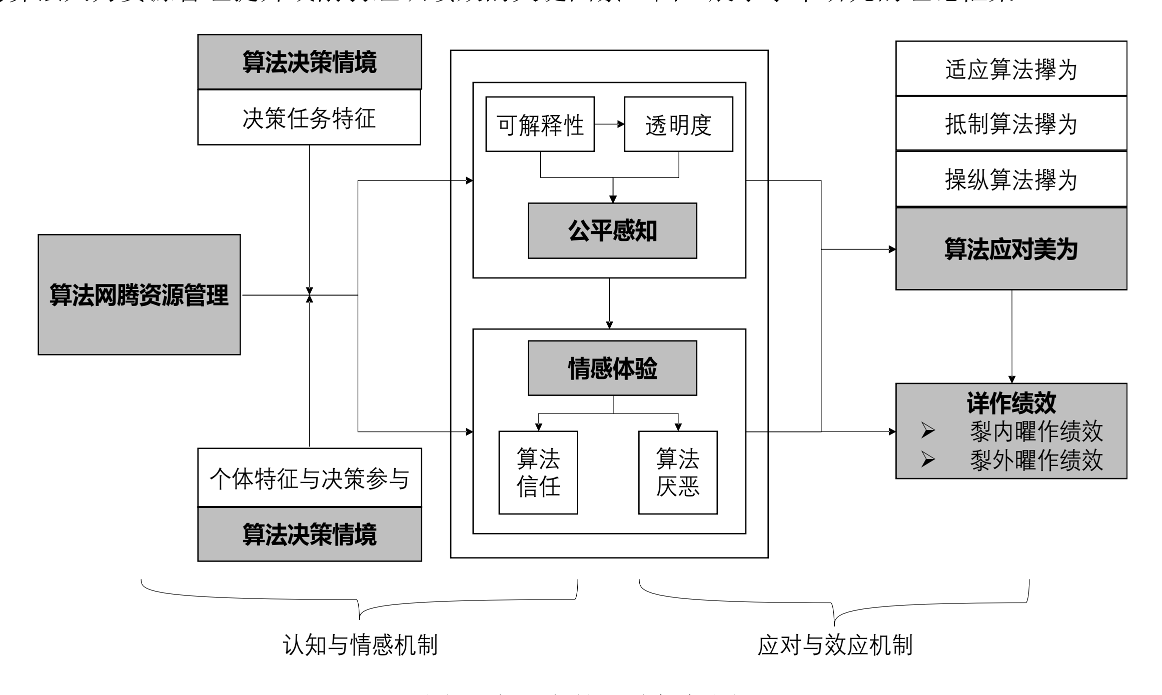


图 1 本研究的理论框架图

3.1 研究 1：算法人力资源管理对员工认知与情感的影响及其边界条件

人工智能算法在人力资源管理中的应用不仅能够提高人事决策客观性，减少人力资源管理者行政任务，提高管理效率，同时还促进了人力资源管理决策的自动化（Meijerink et al., 2021）。特别是算法人力资源管理的应用，即通过使用算法使某些人力资源管理实践自动化，已经被视为实现人力资源管理战略潜力的重要途径。然而，员工对于算法人力资源管理的感知与反应可能并不与管理者所预期的相一致（Tambe et al., 2019；刘善仕 等, 2022；谢小云 等, 2021）。研究 1 将探讨并检验员工对算法人力资源管理的认知与情感反应，以及影响这些反应的边界条件。图 2 展示了研究 1 的理论模型。

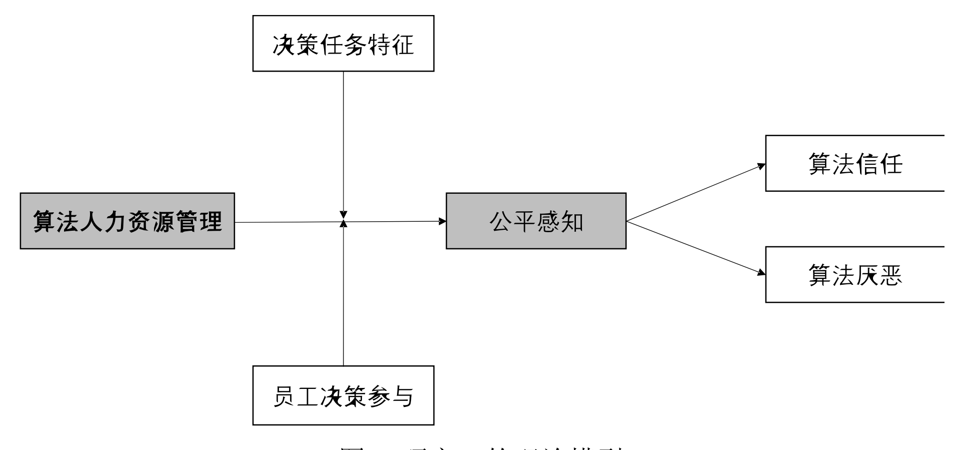


图 2 研究 1 的理论模型

算法人力资源管理可解释性是指人力资源管理算法产生的决策和结果能够被利益相关者（如员工和部门经理）理解和解释的程度（Langer & König, 2023）。这是一个重要的问题，因为它直接影响到员工对人力资源管理决策是否公平的感知与评价。如果员工无法理解算法决策背后的逻辑和依据，他们可能质疑整个决策过程的公平性和公正性。反之，如果算法人力资源管理决策过程是透明的，员工能够理解其逻辑、依据和标准，他们将更有可能对决策过程持正面看法，并相信决策是公平的（Wesche et al., 2024）。国内学者周恋等人（2022）提出，算法的不透明性（如数据和算法是专有的、不公开的）会增加员工对算法的不公平感知。因此，可解释性和透明度对通过算法人力资源管理建立员工的信任和提高员工工作敬业度非常重要。当员工觉得这个过程是公平的，他们的贡献和利益得到了考虑，他们就更有可能被决策所激励，更有工作效率，更大程度投入到工作中。

对于组织来说，确保算法人力资源管理决策结果的可解释性和过程透明度是至关重要的。这可以通过采用双向交互和沟通机制让员工参与算法决策过程加以实现，包括：明确解释算法的工作原理以及算法决策的依据，并定期审查和更新算法；让员工了解算法如何工作的以及算法如何考虑员工的绩效评估和表现数据。此外，组织也可以在算法决策中考虑员工的诉求和偏好，征求并合理采纳员工意见和建议（杜严勇, 2022）。一些研究表明，如果能够将用户的观点融入算法之中，可以让用户更愿意接受与遵行算法的决策结果与建议（Kawaguchi, 2021）。综上，算法人力资源管理的可解释性与透明度对于员工感知算法决策公平性的塑造至关重要。通过确保决策过程透明、员工理解决策背后的原因，员工可能拥有更高水平的公平感知。因此，我们初步提出以下命题：

命题 1：算法人力资源管理的决策过程与结果可解释性越强、透明度越高，员工对算法人力资源管理的公平感知越高。

事实上，算法人力资源管理是基于历史数据进行训练和预测的，即通过样本数据训练算法来预测事件并做出决策（Sienkiewicz, 2021）。因此，员工对于样本数据的来源、质量以及数据获取方式的担忧，可能会直接影响他们对算法人力资源管理决策结果的信任。算法通常是在“黑箱”中操作，即算法过程的不透明使得员工无法清楚地理解其工作原理和精度（Cheng & Hackett, 2021）。这种不透明性加剧了员工对算法人力资源管理的信任危机，并引发以算法决策的问责性问题（Tambe et al., 2019）。一些学者将实时行为跟踪、反馈和评估与传统的泰勒主义监视进行比较，认为算法管理可以被视为对员工的一种侵入式控制（Bhave et al., 2020; 席猛, 邓文明, 2021）。这种控制形式与赋予员工更多自主权以及灵活工作时间的趋势相冲突。因此，需要关注算法人力资源管理给员工带来的信任问题。

认知评价理论认为，个体对一个对象或情境的态度和行为受到他们的公平感和控制感的影响。在组织情境中，员工的公平感知对于建立信任至关重要。在算法人力资源管理的背景下，员工对人

力资源管理中算法使用的公平感知会影响他们对算法使用的态度与情感反应。算法人力资源管理中员工的公平感知受到多种因素的影响，包括算法透明度、算法准确性、算法结果一致性等（蒋路远等, 2022）。如果员工认为算法人力资源管理的过程、结果等是公平的，他们更有可能信任算法，并对算法在人力资源管理中的持续使用持积极态度。

相反，如果员工认为算法人力资源管理决策的过程与结果缺乏公平性，他们可能会对组织采用人工智能算法进行人力资源管理持消极态度，甚至产生算法厌恶。算法厌恶不仅会降低人力资源管理流程的有效性和效果，还会对员工的工作满意度、敬业度以及工作绩效产生负面影响。Shin 等人（2020）发现，员工对算法的公平性感知能够正向影响他们对算法的信任。因此，我们初步提出以下命题：

命题 2：员工对算法人力资源管理的公平感知越高，员工对算法决策结果的信任程度越高，反之则会导致员工产生算法厌恶。

通常认为，人类对问题的处理模式更为灵活、人性化，而算法对问题的处理方式显得机械、无情感（杜严勇, 2022）。在很多人看来，包括人工智能在内的算法只是一种工具，在分析和处理数据方面可以发挥重要作用，但无法处理个性化问题或特殊情况。Lee（2018）通过在线实验研究表明，面对像工作分配、时间安排等机械式、重复的工作任务，算法决策与人类决策被认为同样公平和值得信赖，并引发类似的积极情感；其中，人类管理者的公平和可信度归功于管理者的权威，而算法的公平性和可信度则归功于其感知效率和客观性。

然而，在涉及如招聘、工作评价等更为人性化的任务时，算法决策相较于人类决策被认为不那么公平和可信，且会引发更多的负面情绪。导致这一结果的原因是人们认为算法缺乏直觉和主观判断能力，使其判断的公平性和可度信降低。

此外，人是情感和社会性动物，情感在人决策中起到重要作用。尽管算法在客观预测或判断方面表现更为可靠，员工通常认为算法没有情感，并且缺乏人类灵活应变的能力。Castelo 等人（2019）通过在线实验研究发现，当涉及某些主观性事务（比如约会建议）时，人们更愿意听取人类的建议，但涉及客观性事务（如经济方面的建议）时，人们更倾向于接受算法的建议。即使认识到算法表现得比人类更加优越，人们在主观性事务方面仍然倾向于采纳人类的建议。但是，当人们认为算法拥有与人类类似的高级情感时，这种看法会强烈地影响其对算法的接受度。Longoni 和 Cian（2022）的研究也得出类似结论，即相比于客观任务，面对主观任务，人们认为算法的可信度和可靠度更低。因此，我们初步可以提出以下命题：

命题 3a：在算法人力资源管理任务情境中，相比于个性化、主观、有重大影响的任务（如晋升、绩效评估、解雇等），如果决策任务为机械、可重复、客观或没有重大影响的（如工作时间安排、

任务分配等），员工对算法人力资源管理的公平感知和算法信任水平更高、算法厌恶更低。

从个体的角度来看，自主性是指个体的行为、选择与决策都由自己所发起和控制的（Deci & Ryan, 2012）。即使拥有自动化辅助系统，人类也拥有明显的自我控制的意愿。研究表明，即使自动化的辅助工具更少出错以及在自力更生的情况下拥有更少的收益，一些人仍然坚持自己的选择，即表现出较强的保持个人控制的意愿（Dzindolet et al., 2002）。如果个体对算法的工作机制不了解，也无法通过某种形式进行友好的互动，而是直接接受算法决策的结果，这显然会降低个体的控制感，进而产生算法厌恶（杜严勇, 2022）。但如果个体对算法的运行与决策拥有一定的操控感，算法厌恶就会降低。Dietvorst 等人（2018）认为，如果个体能够修改和更正那些被认为不完善的算法的预测结果，即使修改过程与修改程度受到严格限制，个体对算法预测的过程也会更满意，更愿意相信算法。

人机交互的文献指出，如果能提供与算法或自动化机器的互动机会，能够了解算法或机器决策的过程和信息表达形式，即使对算法或机器本身如何运作无法做出任何改变，人们也更加信任算法或机器（Hoff & Bashir, 2015）。另外，对平台工作者的研究发现，如果平台工作者能够参与到算法管理的设计和改进过程中，他们对算法管理的不确定性感知会显著降低，进而减少算法管理的负面影响（Buhmann et al., 2020）。周恋等人（2022）提出，平台从业者的工作参与能够弱化算法不透明度与算法不公平感之间的正向关系。因此，我们初步可以提出以下命题：

命题 3b：在算法人力资源管理任务情境中，如果员工能够参与到算法决策中，算法人力资源管理下员工的公平感知和算法信任水平更高、算法厌恶更低。

3.2 研究 2：员工认知与情感反应对员工算法应对行为的影响研究

算法人力资源管理已经成为人力资源管理领域的一个重要研究热点。然而，尽管如此，现有文献对算法人力资源管理下的员工应对行为的研究仍存在显著空白。基于此，从员工视角探讨其如何应对算法人力资源管理，对于充分发挥算法人力资源管理积极作用至关重要（Cheng & Foley, 2019; Kellog et al., 2020; 刘善仕 等, 2022; 谢小云 等, 2021）。

借鉴以往研究，本研究认为，面对算法人力资源管理，员工可能存在三种算法应对行为：主动适应算法人力资源管理，即员工通过理解算法的工作机制，调整自己的行为以符合算法要求。例如，员工学习如何在算法的框架下优化自己的工作表现，满足算法设定的绩效标准（Colbert et al., 2016; Kellogg et al., 2020）；抵制算法人力资源管理，即员工采取反抗行为，通过阻挠组织的数据采集或直接忽略算法决策结果，来表达对算法决策的不信任或不满。例如，员工可能质疑算法的有效性，甚至通过回避算法管理来进行反抗（Jarrahi & Sutherland, 2019; Kellogg et al., 2020; 周恋 等, 2022）；操纵算法人力资源管理，即员工通过“投其所好”或“印象管理”等方式，尝试影响算法的决策结果。例如，员工可能通过调整自己的行为或提供误导性信息来操纵算法决策，从而获取有利的绩效评估

或其他结果（Kellogg et al., 2020; 谢小云 等, 2021）。

研究 2 旨在探讨员工对算法人力资源管理的认知与情感反应如何影响他们选择的应对行为。具体而言，员工对算法人力资源管理的公平感知（认知反应）和算法信任或厌恶（情感反应）将对其采取何种应对行为产生显著影响。图 3 展示了研究 2 的理论模型，详细说明了员工的认知与情感反应与应对行为之间的关系。这将有助于我们深入理解员工对算法人力资源管理的反应机制，为组织在实施算法人力资源管理时提供更为全面的视角。

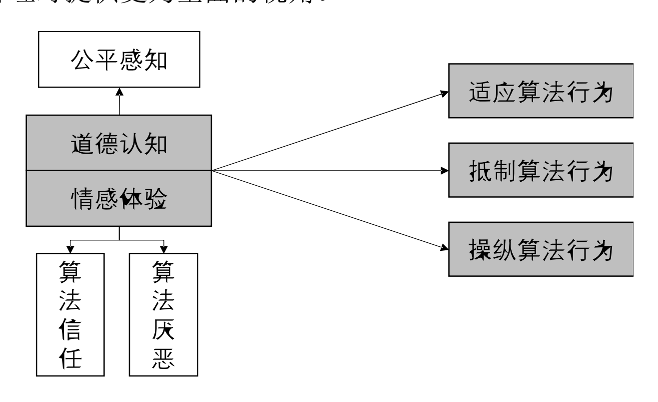


图 3 研究 2 的理论模型

员工对算法人力资源管理的公平感知对于塑造他们在工作场所中对算法的响应行为具有重要影响（魏昕 等, 2021; 周恋 等, 2022）。公平感知直接影响了员工接受或拒绝算法决策结果的意愿。如果员工认为算法人力资源管理决策过程和结果是公平的，他们更有可能接受和遵守算法所做出的决策，主动采取适应算法行为，而不是抵制或试图绕过这些决策。然而，若员工认为算法人力资源管理决策过程或结果不公平，他们更有可能抵制、质疑甚至挑战这些决策（周恋 等, 2022）。

根据认知评价理论认为，个人对压力情况的情绪和行为反应是由他们感知和解释这些情况的方式决定的（Lazarus, 1991）。在算法人力资源管理的背景下，员工可以通过参与评估过程，以确定算法结果的公平性。如果员工认为算法结果与他们的目标和期望一致，他们更有可能认为算法决策是公平的，并对算法采取积极的态度。然而，如果员工认为算法结果侵犯了他们的权利或期望，他们可能会认为算法决策是不公平的，并采取抵制行为。例如，如果算法对员工的工作绩效评估、薪酬或晋升产生了不公平的影响，员工很可能会表现出不满，并做出破坏算法实施的行为。此外，研究表明，在使用人工智能算法进行人力资源管理决策（如招聘）时，低水平的互动公平感知增加了应聘者对使用算法决策制定系统的公司提起诉讼的可能性（Acikgoz et al., 2020）。类似地，周恋等人（2022）提出，个体感知到算法的不公平感会增加他们的算法反抗行为。因此，本研究初步可以提出以下命题：

命题 4a：在算法人力资源管理情境下，员工的公平感知影响他们采取的算法应对行为。具体而言，如果员工认为算法人力资源管理的决策过程或结果是公平的，员工更有可能采取适应或操纵算

法行为；相反，如果员工认为算法人力资源管理的决策过程或结果是不公平的，员工更有可能采取抵制算法行为。

员工对算法人力资源管理决策的信任或厌恶也可能会对他们采用的算法应对行为产生重要影响。信任算法人力资源管理决策的员工通常表现出更高的接受度，愿意采纳算法的建议，并积极适应算法的使用。例如，当员工认为算法决策过程是公平和准确的，员工会增加对算法的信任，并有可能对算法决策持开放态度，也更有可能采取与算法决策过程相一致的行为，比如使用算法来帮助他们的工作，或者寻求理解算法的决策过程。而对算法决策的不信任会导致员工抵制算法的使用，并对算法决策采取更防御性的方法，可能从事旨在破坏算法决策过程的行为，例如忽略算法的建议、致力于颠覆算法的决策结果，如寻求让人类决策者推翻算法决策结果。同时，对算法人力资源管理决策的厌恶往往会导致对算法解决方案的抵制、回避或拒绝等负面反应。研究表明，当员工了解潜在的决策过程、使用的算法及其局限性时，员工可能会觉得算法决策公正且没有偏见；在这种情况下，他们更有可能信任算法决策，因而他们可能更愿意接受算法解决方案（Yeomans et al., 2019）。因此，本研究初步可以提出以下命题：

命题 4b: 在算法人力资源管理情境下，对算法信任的员工更可能采取适应算法行为或操纵算法行为，而对算法厌恶的员工更可能采取抵制算法行为。

3.3 研究 3：算法人力资源管理对员工工作绩效的影响研究

在人力资源管理实践中，组织采取人工智能算法的主要目的是降低成本和提高效率。因此，组织期望算法人力资源管理能够提升员工工作绩效。然而，现有研究尚未充分探讨算法人力资源管理如何提升员工工作绩效。研究 3 将重点关注算法人力资源管理对员工工作绩效的影响。图 4 展示了研究 3 的理论模型。

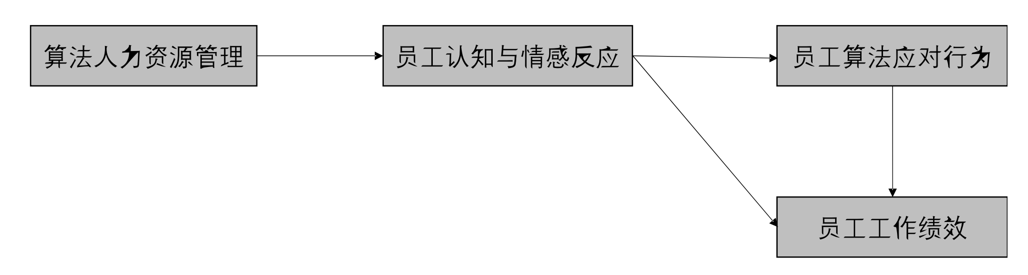


图 4 研究 3 的理论模型

员工的工作绩效通常包括两个部分：角色内绩效和角色外绩效。通常而言，角色内绩效指员工完成正式职责的任务表现，如任务质量和效率；角色外绩效则涵盖超出职责的自愿行为，如帮助同事和支持团队，通常反映组织公民行为。

本研究认为，类似于传统人力资源管理实践，算法人力资源管理能够通过多种机制提升员工角色内和角色外工作绩效。第一，提高决策的准确性和效率。算法人力资源管理能够提升角色内绩效，

例如任务绩效。通过算法在绩效管理和决策过程中的应用，人工智能算法能够快速、客观地处理大量历史数据，进行更精确的绩效评估，从而帮助员工更好地完成工作任务，提高他们的核心工作表现。第二，利用预测分析进行个性化评估。算法人力资源管理通过对历史数据和预测分析技术的应用，能够识别与员工高工作绩效相关的因素，如技能、经验和性格特征，并利用这些信息做出更明智和客观的绩效评估决策。同时，这种方式有助于提升角色外绩效（如帮助行为），因为员工感受到公平的、针对性强的支持时，往往会更愿意主动帮助他人，表现出超出岗位职责的行为。第三，制定个性化的培训和发展计划。通过对员工特点的分析，算法能够帮助组织制定具有个性化的培训和发展计划，进一步提高员工的工作表现和效率。这一机制不仅提升员工的任务绩效，还能够增强他们的角色外表现，如帮助和支持同事的行为，因为他们更可能对组织表现出忠诚和责任感。第四，实时监控和个性化反馈。算法人力资源管理可以实时监控员工的工作表现，及时向员工提供反馈并提供个性化建议。这种及时反馈和个性化建议能够帮助员工发现需要改进的地方，并采取措施提高他们的任务绩效。同时，当算法人力资源管理的反馈机制透明且公平时，员工可能更愿意投入额外精力在角色外绩效上，如帮助和支持团队成员，以进一步提升组织整体效能。

但是，算法人力资源管理对员工工作绩效的影响可能并不是直接的，可能取决于员工对算法决策的公平感知和算法信任。例如，当员工觉得算法人力资源管理决策是透明、可解释、公平的，他们清楚地了解算法是如何工作的以及如何做出决策时，他们更有可能表现良好。相反，如果员工觉得算法人力资源管理决策的过程和结果不公平且存在偏见，他们可能会不信任或厌恶算法人力资源管理，导致角色内和角色外绩效均受损，尤其可能在工作积极性和帮助行为上表现出消极态度。例如，如果员工觉得基于人工智能算法的绩效评估过度关注数字数据，没有考虑个人特殊情况，他们可能会失去工作动力、降低工作敬业度、减少工作投入与角色外行为。因此，本研究初步可以提出以下命题：

命题 5a：算法人力资源管理通过影响员工公平感知或算法信任间接影响员工角色内工作绩效[a1]与角色外工作绩效[a2]。

研究员工对算法人力资源管理的应对行为与工作绩效之间的关系，能够为我们揭示算法人力资源管理如何影响员工工作绩效提供有价值的见解。例如，员工采取适应算法行为的做法，意味着他们懂得在算法的约束下工作，这通常会帮助他们更好地完成任务，进而提高工作绩效。相反，若员工采取抵制算法行为，这可能会削弱他们有效履行工作任务的能力，导致工作绩效下降。因此，通过深入研究不同类型的算法应对行为，组织能够设计并实施更为有效的算法人力资源管理系统，使其更易被员工接受并提升其绩效表现。

具体而言，适应算法行为展现了员工接受和遵守算法决策的行为方式。这种行为策略可以对员

工的工作绩效产生积极影响，因为它可以让员工专注于自己的任务和责任，而不必质疑算法决策过程和结果的有效性或公平性。此外，选择适应算法人力资源管理的员工可能受益于算法决策的速度、准确性和客观性，进而导致更高效的人力资源管理流程。同时，适应算法的员工可能会对角色外绩效也有积极影响，因为算法的客观性和一致性使员工减少不确定性，进而在帮助行为和合作上表现出积极态度。

命题 5b：员工适应算法行为正向影响员工角色内工作绩效[b1]与角色外工作绩效[b2]。

抵制算法行为是指员工拒绝遵守算法决策结果，无论是被动的还是主动的。如果员工认为算法人力资源管理不公平、不值得信任或不透明，就可能做出这种行为。抵制算法人力资源管理的员工可能会脱离工作，甚至主动挑战算法决策，这可能导致工作绩效下降和满意度下降。此外，抵算算法行为还可能影响角色外绩效，员工在不信任算法人力资源管理时，往往也会减少对他人和组织的支持和帮助行为。

命题 5c：员工抵制算法行为负向影响角色内工作绩效[c1]与角色外工作绩效[c2]。

操纵算法行为展现了员工主动学习算法，甚至寻找算法漏洞，然后通过展现符合算法要求的态度和行为来提高工作绩效，这在一定程度上或在初期能够欺骗算法，获得较高的绩效表现。然而，这种行为策略从长期来看可能会损害员工长远的绩效表现，尤其当在组织发现算法漏洞并加以修复后。此外，操纵算法行为的自利性特征可能削弱员工在角色外绩效上的表现，因为其关注的是个人利益而非组织或同事间的帮助行为。因此，本研究初步可以提出以下命题：

命题 5d1：员工操纵算法行为与员工角色内工作绩效显现倒 U 型关系；

命题 5d2：员工操纵算法行为负向影响员工角色外工作绩效。

4 理论构建与未来研究展望

4.1 理论构建

本研究揭示了算法人力资源管理如何通过影响员工的认知、情感反应及其应对行为，进而对员工工作绩效产生影响。这为组织和管理者采用基于人工智能算法的人力资源管理系统或开展数字化管理实践提供了理论依据和实际指导。通过结构化理论的视角，本研究强调了员工作为能动主体的角色，说明了员工的认知和情感反应在技术应用成效中的重要性。此外，本研究聚焦数智时代个体员工如何感知、评估与应对算法人力资源管理，将能够建立新颖的算法人力资源管理的微观基础理论，并总结出组织和管理者如何利用算法人力资源管理提升员工工作绩效的员工内在认知与情感机制，为数智时代的企业进行算法人力资源管理提供了扎实的基础。这一研究不仅扩展了我们对算法人力资源管理的认识，还提供了一个系统化的框架，揭示了其在战略人力资源管理领域的潜在独特

价值。

首先，本研究为算法人力资源管理知识体系的深化和发展提供了新的理论视角。尽管算法技术早已应用于商业实践，但现有文献中，尤其是探讨算法人力资源管理对员工行为和绩效影响的研究，仍然处于起步阶段，尤其是实证方面的研究文献（刘善仕 等, 2022; 罗文豪 等, 2022）。算法人力资源管理并非仅是人力资源管理工具的简单延伸，而是一种战略转型，它通过数据和算法驱动的决策帮助组织提升效率和实现竞争优势。基于结构化理论的核心观点，本研究认为算法人力资源管理的有效性不仅依赖于技术本身，更取决于员工对其使用的接受和适应能力。因此，研究算法人力资源管理不仅可以为组织如何使用算法系统来提高人力资源管理流程的效率和效果提供有益见解，而且能够帮助组织了解通过使用算法系统提高员工敬业度和工作绩效的方式方法，以及在人力资源管理中使用算法决策而导致的伦理问题，最终丰富战略人力资源管理的研究内涵。

第二，本研究深入探讨了算法人力资源管理下员工的认知与情感反应，以及其对员工应对行为的影响，推动了算法人力资源管理的微观基础理论研究。算法人力资源管理的核心对象是员工，员工如何看待、评价人力资源管理算法决策直接影响其对算法的信任和态度，进而影响他们在工作场所中的行为与绩效，影响组织对算法决策的后续采用，最终影响组织绩效（Lee, 2018; Newman et al., 2020; 蒋路远 等, 2022）。目前，从个体层面考察算法人力资源管理对员工的影响还处于起步阶段，尚缺乏具有理论导向、能够深入体现人工智能算法决策背景的研究问题（罗文豪 等, 2022）。通过研究员工对算法人力资源管理的认知与情感反应以及算法应对行为，本研究揭示了员工的适应、抵制和操纵行为是如何中介算法人力资源管理与员工工作绩效之间的关系，弥补了人力资源管理面临的数字化难题中缺失的一环（Dery et al., 2013）。此外，在结构化理论的框架下，员工的认知与情感反应不仅仅是对算法技术的反应，更是对组织管理结构和技术应用环境的主动适应或抗拒的表现，同时也在一定程度上解释了为什么一些数字化人力资源管理实践，如算法人力资源管理的实施，在某些情况下表现良好，而在其他情况下则不然。因此，这种基于员工认知与情感反应的视角，弥补了传统数字化人力资源管理研究中对个体行为机制探讨的不足。

第三，本研究促进了对算法人力资源管理下的员工应对行为模型的理解。通过提出适应、抵制和操纵这三种员工应对算法管理的行为，本研究填补了现有文献中对于员工如何应对算法管理的理论空白。将这些应对行为与工作绩效相结合，本研究揭示了员工通过不同的行为模式影响人力资源管理系统成功或失败的机制，尤其是在算法实施效果方面的表现。这一模型体现了结构化理论中技术与人之间的动态关系，即技术应用的效果会因员工的接受度和行为选择而有所不同。这一理论框架为理解员工与算法的互动提供了理论支持，并为组织设计更有效的算法人力资源管理系统提供了实用指导。

第四，本研究从结构化理论视角来深入探讨了算法人力资源管理如何在人力资源管理实践中发挥作用，回应了现有人力资源管理文献中关于算法应用的复杂性问题。结构化理论认为，尽管技术在组织中扮演关键角色，但员工作为能动主体的作用不可忽视，技术的影响力在很大程度上依赖于员工对其认知和适应能力（Leonardi, 2011）。因此，在算法人力资源管理背景下，这意味着员工对算法的接受程度和适应能力将直接影响算法人力资源管理的成效。因此，研究不仅要关注人工智能算法技术如何改变人力资源管理流程，更要关注员工如何适应、评价甚至反抗算法人力资源管理（谢小云 等, 2021）。例如，员工可能基于对算法的不信任而选择抵制或操纵算法，这些行为不仅影响员工个人的工作绩效，还会对整个人力资源管理系统的合法性产生挑战。本研究一方面探讨员工如何感知与评价算法人力资源管理，即研究员工对算法人力资源管理的公平感知、算法信任与算法厌恶；另一方面也探讨员工可能采取哪些行为应对算法人力资源管理，并探究这些算法应对行为如何影响员工的工作绩效。因此，研究结构化理论视角下的算法人力资源管理，也在一定程度上回应Tambe 等人（2019）提出的四种在人力资源管理中采用人工智能算法的挑战，即人力资源管理现象的复杂性、因数据量小而导致的使用限制、与公平和其他道德与法律限制相关的可解释性问题，以及员工对基于以数据为基础的算法管理决策的负面反应。

最后，本研究对算法人力资源管理中的公平性与可解释性问题进行了深入而全面的探讨，着重分析了这些因素如何影响员工算法信任与工作绩效。本研究系统性地揭示了算法在决策过程中可能产生的伦理问题，尤其是在算法歧视、偏见以及透明度方面的挑战。这一部分的研究强调，尽管算法能够提高人力资源管理的效率，但其决策透明度和可解释性直接影响员工对算法的信任感和工作积极性。如果员工无法理解算法决策的依据或感知其为不公平的，那么即使算法本身具有较高的效率和客观性，也可能引发员工的抵触情绪，影响组织绩效。研究指出，提高算法人力资源管理透明度与可解释性对于增强员工信任至关重要，尤其是在人力资源管理实践中，这不仅有助于提升员工的工作投入度和绩效表现，还能够增强组织内部对算法系统的接受度与合法性。为了有效应对这些技术与伦理的挑战，本研究进一步提出通过增加员工在算法设计和应用过程中的参与度，以降低算法系统的不透明性和控制感的缺失。此外，研究建议通过定期审查算法的公平性和准确性，确保其符合道德与法律标准，从而减少因算法偏见或歧视引发的潜在冲突。总之，本研究通过对算法公平性、透明度与可解释性问题的系统性分析，提供了一个更加细致的框架，以指导组织如何在数字化转型过程中更有效地实施算法人力资源管理。这些研究成果不仅为提高员工对算法人力资源管理的信任提供了新的思路，也为组织如何在技术应用中兼顾效率与伦理提供了实践性指导。

4.2 未来研究展望

除上述理论意义外，本文提出以下研究展望，以期未来研究能够进一步拓展和完善算法人力资

源管理领域的理论和实践。第一，深化对算法人力资源管理在多维度员工绩效影响机制上的理解。未来研究可以从多样化的研究方法入手，采用实地实验、纵向研究和案例分析等方式，更全面地验证算法人力资源管理的效果。这些方法能够捕捉员工在算法驱动管理情境下的行为动态，有助于揭示算法人力资源管理对员工绩效的即时和长期影响。例如，纵向研究可以提供算法人力资源管理对员工认知、情感和行为的延续性影响的深刻洞察，为算法人力资源管理的理论发展提供扎实的实证支持（Bhave et al., 2020; Kellogg et al., 2020）。此外，案例分析能够揭示企业实施算法人力资源管理的具体情境，为不同组织规模和行业背景下的管理实践提供参考。

第二，探讨不同类型算法人力资源管理系统对员工反应的差异化影响。未来研究可以区分预测性算法和评估性算法的独特特征及其对员工认知、情感和行为的影响路径。预测性算法着眼于行为趋势的预判，可能对员工的公平感知和信任水平产生显著影响，而评估性算法则关注绩效评价，可能在角色内绩效（如任务绩效）和角色外绩效（如帮助行为）的侧重上导致员工反应的差异化（Meijerink et al., 2021）。研究这些算法类型的相对优势与局限，将有助于理解特定情境下算法人力资源管理的最佳实践策略，并为优化绩效管理提供针对性的指导。

第三，关注员工个体特征与文化背景在算法人力资源管理中的调节作用。个体差异视角对揭示员工对算法管理的多样化反应模式具有重要意义。例如，未来研究可以考察性格特质（如外向性、开放性）对员工适应和信任算法决策系统的影响。外向性强或开放性高的员工可能更倾向于接受和信任算法驱动的决策，而保守性高的员工则可能更容易表现出抵制行为（Dietvorst et al., 2015）。此外，随着算法人力资源管理在全球范围的推广，跨文化研究显得尤为重要。未来研究可以探讨不同文化背景下员工对算法管理的接受度和反应模式，探索文化差异如何影响算法人力资源管理的有效性。这一视角不仅有助于构建普适性的算法人力资源管理理论框架，还为国际化企业在不同文化环境中推行算法人力资源管理提供了文化敏感性的管理建议。

最后，关注算法人力资源管理的伦理与治理问题。在提升效率与绩效的同时，确保算法人力资源管理的公平性、透明性和合规性是企业推行这一管理实践的重要挑战。未来研究可以从组织治理的角度出发，探讨如何通过制度设计增强员工对算法决策的信任。例如，增加员工在算法系统设计和应用过程中的参与度、建立决策反馈机制、定期审查算法以减少偏见和歧视等（Helberger et al., 2020; Newman et al., 2020）。这种从治理结构切入的研究不仅能够优化算法人力资源管理的管理效果，还可以增强其合法性和社会接受度，为企业在数智时代的人力资源管理提供稳固的伦理和法律保障。

参考文献

杜严勇. (2022). 厌恶算法还是欣赏算法?——人工智能时代的算法认知差异与算法信任建构. *哲学分析*, *13*(3):151−165.

蒋路远, 曹李梅, 秦昕, 谭玲, 陈晨, 彭小斐. (2022). 人工智能决策的公平感知. *心理科学进展*, *30*(5), 1078−1092.

李燕萍, 李乐, 胡翔. (2021). 数字化人力资源管理: 整合框架与研究展望. *科技进步与对策*, *38*(23), 151−160.

李游, 梁哲浩, 常亚平. (2022). 用户对人工智能产品的算法厌恶研究述评及展望. *管理学报*, *19*(11), 1725−1732.

刘善仕, 裴嘉良, 葛淳棉, 刘小浪, 谌一璠. (2022). 在线劳动平台算法管理: 理论探索与研究展望. *管理世界*, *38*(2), 225−239+14−16.

罗文豪, 霍伟伟, 赵宜萱, 王震. (2022). 人工智能驱动的组织与人力资源管理变革: 实践洞察与研究方向. *中国人力资源开发*, *39*(1), 4−16.

裴嘉良, 刘善仕, 钟楚燕, 谌一璠. (2021). AI 算法决策能提高员工的程序公平感知吗?. *外国经济与管理, 43*(11), 41−55.

魏昕, 黄鸣鹏, 李欣悦. (2021). 算法决策、员工公平感与偏差行为：决策有利性的调节作用.*外国经济与管理*, *43*(11), 56−69.

席猛, 邓文明. (2021). 零工经济下基于算法监视的自我实现循环文献述评与研究展望. *人力资源管理评论*, (1), 142−154.

谢小云, 左玉涵, 胡琼晶. (2021). 数字化时代的人力资源管理: 基于人与技术交互的视角.*管理世界*, *37*(1), 200−216.

张建民, 顾春节, 杨红英. (2022). 人工智能技术与人力资源管理实践: 影响逻辑与模式演变.*中国人力资源开发*, *39*(1), 17−34.

张志学, 赵曙明, 施俊琦, 秦昕, 贺伟, 赵新元, 吴刚. (2021). 数字经济下组织管理研究的关键科学问题——第 254 期"双清论坛"学术综述. *中国科学基金*, (05),774−781.

赵宜萱, 赵曙明, 栾佳锐. (2020). 基于人工智能的人力资源管理: 理论模型与研究展望. *南京社会科学*, *31*(2), 36−43.

周恋, 雷雪, 后锐, 陈越. (2022). 在线用工平台算法管理的消极影响和控制策略研究: 算法技术属性视角.*中国人力资源开发*, *39*(6), 8−22.

Acikgoz, Y., Davison, K. H., Compagnone, M., & Laske, M. (2020). Justice perceptions of artificial intelligence in selection. *International Journal of Selection and Assessment*, *28*(4), 399−416.

Alexander, V., Blinder, C., & Zak, P. J. (2018). Why trust an algorithm? Performance, cognition, and neurophysiology. *Computers in Human Behavior*, *89*, 279−288.

Bellamy, R. K., Dey, K., Hind, M., Hoffman, S. C., Houde, S., Kannan, K., ... & Zhang, Y. (2019). AI fairness 360: An extensible toolkit for detecting and mitigating algorithmic bias. *IBM Journal of Research and Development*, *63*(4/5), 4−1.

Berger, B., Adam, M., Rühr, A., & Benlian, A. (2021). Watch me improve—Algorithm aversion and demonstrating the ability to learn. *Business & Information Systems Engineering*, *63*(1), 55−68.

Bhave, D. P., Teo, L. H., & Dalal, R. S. (2020). Privacy at work: A review and a research agenda for a contested terrain. *Journal of Management*, *46*(1), 127−164.

Buhmann, A., Paßmann, J., & Fieseler, C. (2020). Managing algorithmic accountability: Balancing reputational concerns, engagement strategies, and the potential of rational discourse. *Journal of Business Ethics*, *163*(2), 265−280.

Cascio, W. F., & Montealegre, R. (2016). How technology is changing work and organizations. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, *3*(1), 349−375.

Castelo, N., Bos, M. W., & Lehmann, D. R. (2019). Task-dependent algorithm aversion. *Journal of Marketing Research*, *56*(5), 809−825.

Cheng, M., & Foley, C. (2019). Algorithmic management: The case of Airbnb. *International Journal of Hospitality Management*, *83*, 33−36.

Cheng, M. M., & Hackett, R. D. (2021). A critical review of algorithms in HRM: Definition, theory, and practice. *Human Resource Management Review*, *31*(1), 100698.

Chowdhury, S., Joel-Edgar, S., Dey, P. K., Bhattacharya, S., & Kharlamov, A. (2023). Embedding transparency in artificial intelligence machine learning models: managerial implications on predicting and explaining employee turnover. *The International Journal of Human Resource Management*, *34*(14), 2732−2764.

Colbert, A., Yee, N., & George, G. (2016). The digital workforce and the workplace of the future. *Academy of Management Journal*, *59*(3), 731−739.

Corbett-Davies, S., Gaebler, J. D., Nilforoshan, H., Shroff, R., & Goel, S. (2023). The measure and mismeasure of fairness. *The Journal of Machine Learning Research*, *24*(1), 14730−14846.

Deci, E. L., & Ryan, R. M. (2012). Self-determination theory. *Handbook of Theories of Social Psychology*, *1*(20), 416−436.

Dery, K., Hall, R., Wailes, N., & Wiblen, S. (2013). Lost in translation? An actor-network approach to HRIS implementation. *The Journal of Strategic Information Systems*, *22*(3), 225−237.

Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2015). Algorithm aversion: people erroneously avoid algorithms after seeing them err. *Journal of Experimental Psychology: General*, *144*(1), 114−126.

Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2018). Overcoming algorithm aversion: People will use imperfect algorithms if they can (even slightly) modify them. *Management Science*, *64*(3), 1155−1170.

Duggan, J., Sherman, U., Carbery, R., & McDonnell, A. (2020). Algorithmic management and app‐work in the gig economy: A research agenda for employment relations and HRM. *Human Resource Management Journal*, *30*(1), 114−132.

Dzindolet, M. T., Pierce, L. G., Beck, H. P., & Dawe, L. A. (2002). The perceived utility of human and automated aids in a visual detection task. *Human Factors*, *44*(1), 79−94.

Edwards, J. S., Duan, Y., & Robins, P. C. (2000). An analysis of expert systems for business decision making at different levels and in different roles. *European Journal of Information Systems*, *9*(1), 36−46.

Fügener, A., Grahl, J., Gupta, A., & Ketter, W. (2022). Cognitive challenges in Human –Artificial intelligence collaboration: Investigating the path toward productive delegation. *Information Systems Research*, *33*(2): 678−696.

Helberger, N., Araujo, T., & de Vreese, C. H. (2020). Who is the fairest of them all? Public attitudes and expectations regarding automated decision-making. *Computer Law & Security Review*, *39*, 105456. https://doi.org/10.1016/j.clsr.2020.105456

Highhouse, S. (2008). Stubborn reliance on intuition and subjectivity in employee selection. *Industrial and Organizational Psychology*, *1*(3), 333−342.

Hoff, K. A., & Bashir, M. (2015). Trust in automation: Integrating empirical evidence on factors that influence trust. *Human Factors*, *57*(3), 407−434.

Huselid, M. A. (2018). The science and practice of workforce analytics: Introduction to the HRM special issue. *Human Resource Management*, *57*(3), 679−684.

Jarrahi, M. H., & Sutherland, W. (2019, March 31–April 3). Algorithmic management and algorithmic competencies: Understanding and appropriating algorithms in gig work. In *Information in Contemporary Society: 14th International Conference* [Proceedings], Springer International Publishing, Washington, DC, USA,

Kawaguchi, K. (2021). When will workers follow an algorithm? A field experiment with a retail business. *Management Science*, *67*(3), 1670−1695.

Kellogg, K. C., Valentine, M. A., & Christin, A. (2020). Algorithms at work: The new contested terrain of control. *Academy of Management Annals*, *14*(1), 366−410.

Kim, S., Wang, Y., & Boon, C. (2021). Sixty years of research on technology and human resource management: Looking back and looking forward. *Human Resource Management*, *60*(1), 229−247.

Kryscynski, D., Reeves, C., Stice - Lusvardi, R., Ulrich, M., & Russell, G. (2018). Analytical abilities and the performance of HR professionals. *Human Resource Management*, *57*(3), 715−738.

Lambrecht, A., & Tucker, C. (2019). Algorithmic bias? An empirical study of apparent gender-based discrimination in the display of STEM career ads. *Management Science*, *65*(7), 2966−2981.

Langer, M., & König, C. J. (2023). Introducing a multi-stakeholder perspective on opacity, transparency and strategies to reduce opacity in algorithm-based human resource management. *Human Resource Management Review*, *33*(1), 100881. https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100881

Lazarus, R. S. (1991). Progress on a cognitive-motivational-relational theory of emotion. *American Psychologist*, *46*(8), 819−834.

Lee, M. K. (2018). Understanding perception of algorithmic decisions: Fairness, trust, and emotion in response to algorithmic management. *Big Data & Society*,*5*(1), 2053951718756684. https://doi.org/10.1177/2053951718756684

Leonardi, P. M. (2011). When flexible routines meet flexible technologies: Affordance, constraint, and the imbrication of human and material agencies. *MIS Quarterly*, *35*(1), 147−167.

Logg, J. M., Minson, J. A., & Moore, D. A. (2019). Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *151*, 90−103.

Longoni, C., Bonezzi, A., & Morewedge, C. K. (2019). Resistance to medical artificial intelligence. *Journal of Consumer Research*, *46*(4), 629−650.

Longoni, C., & Cian, L. (2022). Artificial intelligence in utilitarian vs. hedonic contexts: The “word-of-machine” effect. *Journal of Marketing*, *86*(1), 91−108.

Luo, X., Qin, M. S., Fang, Z. & Qu, Z. (2021). Artificial intelligence coaches for sales agents: Caveats and solutions. *Journal of Marketing*, *85*(2), 14−32.

Meijerink, J., Boons, M., Keegan, A., & Marler, J. (2021). Algorithmic human resource management: Synthesizing developments and cross-disciplinary insights on digital HRM. *The International Journal of Human Resource Management*, *32*(12), 2545−2562.

Meijerink, J., & Bondarouk, T. (2023). The duality of algorithmic management: Toward a research agenda on HRM algorithms, autonomy and value creation. *Human Resource Management Review*, *33*(1), 100876. https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2021.100876

Miller, S. M., & Keiser, L. R. (2021). Representative bureaucracy and attitudes toward automated decision making. *Journal of Public Administration Research and Theory*, *31*(1), 150−165.

Newman, D. T., Fast, N. J., & Harmon, D. J. (2020). When eliminating bias isn’t fair: Algorithmic reductionism and procedural justice in human resource decisions. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *160*, 149−167.

Parent-Rocheleau, X., & Parker, S. K. (2022). Algorithms as work designers: How algorithmic management influences the design of jobs. *Human Resource Management Review*, *32*(3), 100838.

Prahl, A., & Van Swol, L. (2017). Understanding algorithm aversion: When is advice from automation discounted?. *Journal of Forecasting*, *36*(6), 691−702.

Roy, D. K., Barzegar, R., Quilty, J., & Adamowski, J. (2020). Using ensembles of adaptive neuro-fuzzy inference system and optimization algorithms to predict reference evapotranspiration in subtropical climatic zones. *Journal of Hydrology*, *591*, 125509. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125509

Ruel, H. J., Bondarouk, T. V., & Van der Velde, M. (2007). The contribution of e - HRM to HRM effectiveness: Results from a quantitative study in a Dutch Ministry. *Employee Relations*, *29*(3), 280−291.

Schildt, H. (2017). Big data and organizational design–the brave new world of algorithmic management and computer augmented transparency. *Innovation*, *19*(1), 23−30.

Shin, D. (2020). How do users interact with algorithm recommender systems? The interaction of users, algorithms, and performance. *Computers in Human Behavior*, *109*, 106344. https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106344

Sienkiewicz, Ł. (2021). Algorithmic human resources management–perspectives and challenges. *Annales Universitatis Mariae Curie-Skłodowska, Sectio H Oeconomia*, *55*(2), 95−105.

Silverman, R. E., & Waller, N. (2015). *The algorithm that tells the boss who might quit*. Wall Street Journal. Retrieved from https://www.wsj.com/articles/the-algorithm-thattells-the- boss-who- might-quit-1426287935

Stieglitz, S., Mirbabaie, M., Möllmann, N. R., & Rzyski, J. (2022). Collaborating with virtual assistants in organizations: Analyzing social loafing tendencies and responsibility attribution. *Information Systems Frontiers*, *24*(3), 745−770.

Stone, D. L., Deadrick, D. L., Lukaszewski, K. M., & Johnson, R. (2015). The influence of technology on the future of human resource management. *Human Resource Management Review*, *25*(2), 216−231.

Strohmeier, S. (2020). Smart HRM–a Delphi study on the application and consequences of the Internet of Things in Human Resource Management. *The International Journal of Human Resource Management*, *31*(18), 2289−2318.

Sundar, S. S., & Nass, C. (2001). Conceptualizing sources in online news. *Journal of Communication*, *51*(1), 52−72.

Tambe, P., Cappelli, P., & Yakubovich, V. (2019). Artificial intelligence in human resources management: Challenges and a path forward. *California Management Review*, *61*(4), 15−42.

Man Tang, P., Koopman, J., McClean, S. T., Zhang, J. H., Li, C. H., De Cremer, D., ... & Ng, C. T. S. (2022). When conscientious employees meet intelligent machines: An integrative approach inspired by complementarity theory and role theory. *Academy of Management Journal*, *65*(3), 1019−1054.

Wesche, J. S., Hennig, F., Kollhed, C. S., Quade, J., Kluge, S., & Sonderegger, A. (2024). People's reactions to decisions by human vs. algorithmic decision-makers: The role of explanations and type of selection tests. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, *33*(2), 1469−157.

Wilson, H. J., & Daugherty, P. R. (2018). Collaborative intelligence: Humans and AI are joining forces. *Harvard Business Review*, *96*(4), 1149−123.

Yeomans, M., Shah, A., Mullainathan, S., & Kleinberg, J. (2019). Making sense of recommendations. *Journal of Behavioral Decision Making*, *32*(4), 4039−414.

Research of the influence of algorithmic human resource management on employee algorithmic coping behavior and job performance

XI Meng[1], LIU Yue-Yue[2], LI Xin[1], LI Jia-Xin[1], SHI Jia-Zhen[1]

([1] College of Management and Economics, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

([2] School of Business, Hohai University, Nanjing, 211100, China)

Abstract: Algorithmic human resource management (HRM) is an emerging research field that combines artificial intelligence (AI) with HRM. Although AI has been widely applied in various functional areas of HRM, the research on algorithmic HRM is still in its infancy, with many issues warranting theoretical and empirical investigation. Based on the structuration theory, this study aims to examine the impact of algorithmic HRM on employee cognitive and emotional responses, algorithmic coping behaviors, and job performance in the digital intelligence era. Specifically, the research will explore the effects of algorithmic HRM on employee cognitive and emotional responses and their boundary conditions; identify algorithmic coping behaviors employees adopt in response to algorithmic HRM and examine how these responses influence the choice of these algorithmic coping behaviors; and investigate the impact of algorithmic HRM on employee job performance and the underlying mechanisms. This study will enrich and expand the knowledge system of algorithmic HRM, provide new insights into the field of strategic HRM, and lay a micro-theoretical foundation for organizations to fully adopt algorithmic HRM or implement digital HRM practices.

Keywords: algorithmic human resource management, algorithmic management, algorithmic coping behavior, job performance, perceived justice, algorithmic trust